

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

Fakulta elektrotechniky
a komunikačních technologií

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

**FAKULTA ELEKTROTECHNIKY
A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ**

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

**KLASIFIKACE SPÁNKOVÝCH FÁZÍ Z
POLYSOMNOGRAFICKÝCH ZÁZNAMŮ**

SLEEP STAGE CLASSIFICATION USING POLYSOMNOGRAPHIC RECORDS

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Tereza Martinková

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Martin Králík

BRNO 2020

Bakalářská práce

bakalářský studijní obor **Biomedicínská technika a bioinformatika**

Ústav biomedicínského inženýrství

Studentka: Tereza Martinková

ID: 183354

Ročník: 3

Akademický rok: 2019/20

NÁZEV TÉMATU:

Klasifikace spánkových fází z polysomnografických záznamů

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Seznamte se s problematikou fyziologie spánku a polysomnografického měření. 2) Seznamte se s metodami pro automatické vyhodnocování polysomnografických záznamů, získané poznatky shrňte v literární rešerši a navrhnete další postup. 3) Z celonočních záznamů spánku extrahujte klasifikační příznaky, za použití vhodných statistických metod vyberte příznaky použitelné pro automatickou klasifikaci. Použijte data dostupná na UBMI. 4) Realizujte klasifikaci vybraných spánkových fází pomocí alespoň dvou klasifikačních metod. 5) Výsledky klasifikace vhodně vyhodnoťte a diskutujte. Srovnajte dosažené výsledky s dostupnou literaturou.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] DOUGHERTY, Geoff. Pattern recognition and classification: an introduction. New York: Springer Science+Business Media, 2012. ISBN 9781461453222.

[2] AMERICAN ACADEMY OF SLEEP MEDICINE. International Classification of Sleep Disorders. 3rd ed. Darien IL: American Academy of Sleep Medicine, 2014. ISBN 978-0991543410.

Termín zadání: 3.2.2020

Termín odevzdání: 5.6.2020

Vedoucí práce: Ing. Martin Králík

prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.
předseda oborové rady

UPOZORNĚNÍ:

Autor bakalářské práce nesmí při vytváření bakalářské práce porušit autorská práva třetích osob, zejména nesmí zasahovat nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a musí si být plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č.40/2009 Sb.

ABSTRAKT

Bakalářská práce se v teoretické části zabývá popisem polysomnografie, elektroencefalografie, elektrookulografie a elektromyografie. Práce také rozebírá problematiku jednotlivých spánkových fází. Následuje teoretický popis parametrů, které jsou později vypočteny ze signálů. Na základě těchto parametrů probíhá samotná klasifikace jednotlivých fází.

KLÍČOVÁ SLOVA

spánkové fáze, polysomnografie, analýza dat, EEG, EMG, EOG, klasifikace, neuronové sítě,

ABSTRACT

The bachelor thesis deals with the description of polysomnography, electroencephalography, electrooculography and electromyography. The work also discusses the issue of individual sleep phases. Followed by theoretical description of the parameters, which are later calculated from the signals. Based on these parameters are the individual phases classified.

KEYWORDS

sleep stages, polysomnography, data analysis, EEG, EMG, EOG, classification, neural network

MARTINKOVÁ, Tereza. *Klasifikace spánkových fází z polysomnografických záznamů*. Brno, Rok, 38 s. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství. Vedoucí práce: Ing. Martin Králík

PROHLÁŠENÍ

Prohlašuji, že svou bakalářskou práci na téma „Klasifikace spánkových fází z polysomnografických záznamů“ jsem vypracovala samostatně pod vedením vedoucího bakalářské práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autorka uvedené bakalářské práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této bakalářské práce jsem neporušila autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhla nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a/nebo majetkových a jsem si plně vědoma následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

Brno

.....

podpis autorky

Obsah

Úvod	9
1 Polysomnografie	10
1.1 Elektroencefalografie	10
1.2 Elektrookulografie	11
1.3 Elektromyografie	12
2 Spánek	13
2.1 Fáze spánku	13
2.1.1 Fáze bdělosti (W)	13
2.1.2 Fáze NREM	13
2.1.3 Fáze REM	15
3 Zpracování dat	16
3.1 Zpracování signálu v časové oblasti	16
3.1.1 Směrodatná odchylka	16
3.1.2 Kvadratický průměr	16
3.1.3 Koeficient šikmosti	16
3.1.4 Koeficient špičatosti	17
3.2 Zpracování signálu ve frekvenční oblasti	17
3.3 Klasifikační metody	18
3.3.1 Klasifikace	18
3.3.2 Neuronové sítě	18
3.3.3 Shluková analýza	19
3.3.4 Support vector machine	21
4 Analýza signálů	22
4.1 Analýza v časové oblasti	22
4.2 Analýza ve frekvenční oblasti	25
5 Klasifikace polysomnografických dat	27
5.1 Klasifikace fází W, N1, N2, N3 a REM	28
5.2 Klasifikace fází W, N1+N2, N3 a REM	30
5.3 Klasifikace fází W, NREM, REM	31
6 Zhodnocení výsledků	33
Závěr	35

Seznam obrázků

1.1	Systém umístění elektrod EEG vyšetření 10/20, překresleno z [7]. . .	10
1.2	Systém umístění elektrod EOG podle standardu AASM, překresleno z [7].	12
2.1	Jednotlivé fáze na EEG záznamu, převzato z [13].	14
3.1	Zjednodušené schéma neuronové sítě	19
3.2	Příklad dendrogramu, překresleno z [24].	20
4.1	Příklad vytvořených histogramů.	22
4.2	Směrodatná odchylka EOG a EMG signálu.	25
4.3	Srovnání PSD při vybraných fázích ze signálu EEG.	26
5.1	Schéma neuronové sítě, překresleno.	27
5.2	Porovnání matic záměn při testování a trénování sítě.	28
5.3	Ukázka matice záměn, <i>Classification Learner</i>	29
5.4	Porovnání matic záměn při testování a trénování sítě, spojeny N1 a N2 fáze.	30
5.5	Ukázka matice záměn, spojení N1 a N2 fáze.	31
5.6	Porovnání matic záměn při testování a trénování sítě, spojeny fáze NREM.	32
5.7	Ukázka matice záměn, spojení NREM fází.	32

Seznam tabulek

1.1	Frekvenční rozdělení EEG signálu	11
4.1	Tabulka p hodnot vypočítaných pomocí funkce <i>kruskalwallis</i> ze všech fází	23
4.2	Tabulka p hodnot, srovnání N1, N2 a N3 fáze	23
4.3	Tabulka p hodnot, srovnání NREM a REM fáze	24
4.4	Tabulka p hodnot, srovnání NREM a fáze bdělosti	24
6.1	Tabulka srovnání úspěšnosti klasifikátorů.	33
6.2	Tabulka srovnání klasifikátorů z různých zdrojů.	34

Úvod

Spánek je jednou z nejzákladnějších lidských potřeb, pokud se nám ho nedostává, nastávají vážné komplikace. Ve chvíli, kdy člověk spí, nastávají v organismu fyziologické procesy, kde každý je typický pro určitou fázi spánku, kterou spící osoba zrovna prochází. Popisem fází, jejich analýzou a následnou klasifikací se zabývá tato práce.

První kapitola práce obsahuje popis polysomnografického vyšetření, ze kterého byly získány data pro následnou klasifikaci. V podkapitolách se rozšíří popis hlavních diagnostických metod při PSG vyšetření. Blíže je zmíněna elektroencefalografie, elektrookulografie a elektromyografie. Následující kapitola se věnuje popisu spánku jako takového a jednotlivých fází. Pro popis a následné zpracování je využit manuál Americké akademie spánkové medicíny, kde je popsáno přesné hodnocení fází.

Obsahem třetí kapitoly je popis zpracování dat v časové a frekvenční oblasti. V časové oblasti zpracování probíhá na základě výpočtu statistických parametrů, například směrodatné odchylky nebo mediánu. Analýza ve frekvenční oblasti vychází z Fourierovy transformace a z výpočtu výkonové spektrální hustoty. Dále je v třetí kapitole zahrnut obecný popis neuronových sítí a shlukové analýzy. Neuronové sítě jsou využity na následnou klasifikaci dat. Ve čtvrté kapitole jsou zpracovány výsledky analýz, jak časové, tak frekvenční. Pro lepší zobrazení výsledku jsou využity tabulky a krabicové grafy, tzv. boxploty.

Pátá kapitola se zabývá samotnou klasifikací. Využity jsou dva typy klasifikátoru, oba zpracované v prostředí MATLAB. Jelikož signály, které jsou využity v této bakalářské práci, byly už klasifikovány lidským expertem, je toto hodnocení jakýmsi ukazatelem správnosti a úspěšnosti vytvořené klasifikace. Poslední kapitola je určena na zhodnocení výsledků klasifikace a na porovnání s klasifikátory, které jsou zmíněny v odborných publikacích

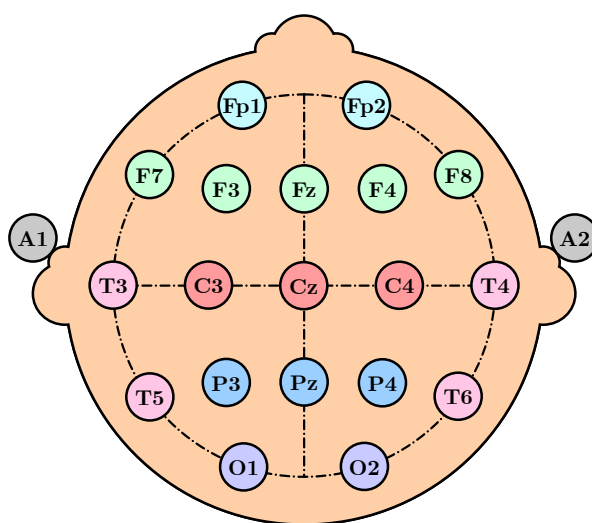
1 Polysomnografie

Polysomnografie je v současné době nejvyužívanější metoda k vyšetření spánku a spánkových poruch, nejznámější vyšetřovanou poruchou je spánková apnoe. Je to celonoční vyšetření sbírající data z povrchových elektrod, které měří fyziologické parametry spánku, jako je svalová aktivita, pohyb očí, funkce srdce, respirační funkce a mozková aktivita.

Polysomnografie se provádí ve speciálních spánkových laboratořích, kdy v České republice se nachází přes dvacet takovýchto zařízení. Mezi základní vyšetření v polysomnografii patří elektroencefalogram (EEG), elektromyogram (EMG) a elektrookulogram (EOG). K dalším měřeným parametrům patří elektrokardiogram (EKG), saturace krve kyslíkem, proud vzduchu před nosem a ústy, dýchací pohyby hrudníku a pohyby nohou. V následujících podkapitolách jsou popsány tři základní vyšetření (EEG, EMG, EOG), protože signály z nich jsou zpracovány v další části práce [1, 2, 26].

1.1 Elektroencefalografie

Elektroencefalografie je diagnostická metoda snímání elektrické aktivity mozku. Využívá se k diagnostice spánkových poruch, ale také epilepsie nebo mozkových nádorů. Je to neinvazivní metoda, snímání elektrodami probíhá na povrchu hlavy. Jelikož signály z elektrod jsou z různých částí mozku, výsledný signál je tak superpozicí těchto jednodušších signálů. Záznamové elektrody jsou umístěny na standardizovaných místech u důležitých anatomických částí mozku, nejčastěji se používá systém rozmístění elektrod 10/20 [3, 4, 5].



Obr. 1.1: Systém umístění elektrod EEG vyšetření 10/20, překresleno z [7].

Systém 10/20 vychází z rozmístění 19 elektrod ve vzdálenosti 10 % a 20 % mezi kořenem nosu a hranou kosti okcipitální, ilustrovaný na obr. 1.1. K rozmístění elektrod napomáhá i speciální elektrodová čepice. Signály z jednotlivých elektrod jsou snímány vůči jedné, referenční elektrodě. Referenční elektroda ovšem není přesně dána, proto se využívají elektrody z ušních lalůčků (A1, A2) nebo elektroda Cz. Elektrody používané pro elektroencefalografii většinou bývají ze vzácných kovů nebo Ag/AgCl. Pro zmenšení odporu při přechodu mezi elektrodou a kůží je nutné použití vodivých gelů a brusných past [3, 4].

Tab. 1.1: Frekvenční rozdělení EEG signálu

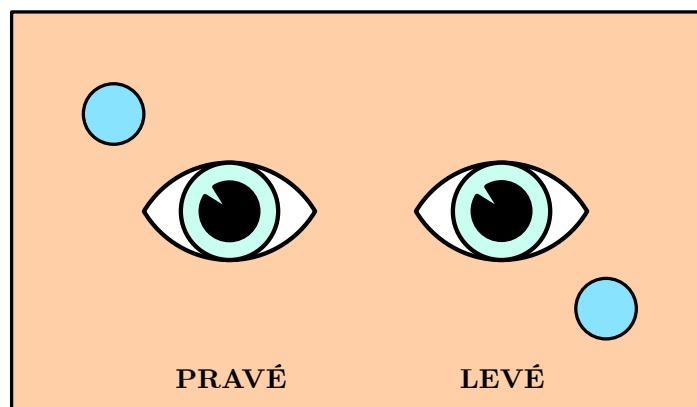
Vlna	Frekvenční oblast	Určení
delta	(0,5–4) Hz	spánek
theta	(4–8) Hz	spánek
alfa	(8–13) Hz	zavřené oči, ale člověk nespí
beta	(13–22) Hz	denní aktivita
gama	(22–30) Hz	vysoká pozornost

EEG signál získaný z elektrod se odlišuje podle toho, v jakém stavu se pacient nachází – jestli spí nebo je bdělý. Vlny se od sebe odlišují různými frekvencemi a amplitudou. Pro spánek jsou typické vlny delta a theta, ve wake fázi se též objevuje alfa rytmus. Jejich základní rozdělení je zobrazeno v tabulce níže. Dle manuálu AASM (více vysvětleno v kap. 2) je doporučená vzorkovací frekvence signálu EEG 500 Hz, rozsah frekvenčního pásma pro klasifikaci je (0,3–35) Hz [3, 7].

1.2 Elektrookulografie

Elektrookulografie patří mezi další diagnostické metody důležité v polysomnografii, dále se využívá k diagnostice některých onemocnění oka či psychických poruch.

Při snímání EOG záznamu se uvažuje oko jako dipól, kdy kladnou část tvoří rohovka a zápornou sítnice. Změny elektrického potenciálu jsou vyvolané pohybem oka, elektrody snímající potenciál by měly být podle AASM umístěny 1 cm nad levým vnějším koutkem oka a 1 cm pod pravým vnějším koutkem (viz obr. 1.2). Toto rozmístění elektrod je považováno za standard, existuje ovšem alternativní varianta, kdy jsou dvě elektrody umístěny 1 cm pod vnějšími koutky obou očí a 1 cm laterálně nad koutky.



Obr. 1.2: Systém umístění elektrod EOG podle standardu AASM, překresleno z [7].

Elektrody použity u EOG jsou Ag/AgCl, ovšem kvůli malé velikosti mají větší odpor. Vzorkovací frekvence pro EOG je stejná jako pro EEG, tedy 500 Hz. Frekvenční rozsah je též stejný, (0,3–35) Hz [3, 6, 7].

1.3 Elektromyografie

Elektromyografie je poslední detailněji popisovanou metodou důležitou pro polysomnografii. Využívána je též pro diagnostiku svalových a nervových poruch. Elektromyografie snímá elektrický potenciál vzniklý činností kosterního svalstva, kdy se měří zesumovaný potenciál z více motorických jednotek v okolí měřeného místa. Signál vytvořený při aktivaci svalu, má dobu trvání v rozmezí (2–15) ms, amplitudu (20–2000) μV a s převládajícím rozsahem (20–250) Hz.

Nejčastěji se snímá EMG signál neinvazivní metodou, invazivní metoda pomocí vpichových elektrod se při PSG vyšetření nepoužívá. Elektrody pro neinvazivní měření jsou velice malé, kvůli upřesnění místa snímání. Dle AASM se používají 3 elektrody pro měření submentálního EMG záznamu. Jedna je umístěna 1 cm nad špičkou brady, další dvě jsou umístěny 2 cm vlevo a vpravo od pomyslné středové linie pod bradou.

Při polysomnografii se snímá i elektromyografický záznam pohybu nohou. Frekvenční rozsah podle doporučení AASM se pohybuje v rozmezí (10–100) Hz, vzorkovací frekvence 500 Hz [3, 7, 8].

2 Spánek

Spánek je jednou ze základních potřeb člověka. Kvalitu spánku ohrožuje řada faktorů, jako je například stres nebo nezdravý životní styl. Nedostatek spánku může způsobovat špatný pracovní výkon, zranění, poruchy paměti či nálad. Taktéž vede ke vzniku spánkových poruch – od nespavosti, hypersomnie, narkolepsie, až ke spánkové apnoei [9, 10].

2.1 Fáze spánku

Na základě výzkumu fyziologických změn v lidském těle probíhajících ve spánku, se určily dvě hlavní fáze REM a NREM. Zkratka REM vychází z anglického *rapid eye movement*, v překladu rychlý pohyb očí, při NREM fázi je pohyb očí pomalý. Tyto dvě fáze se během noci střídají od 90 do 110-minutových intervalech.

Za normálních okolností u zdravých dospělých začíná spánkový cyklus NREM fází, vstup přes REM fázi značí patologii, např. vstup do cyklu přes REM spánek jedním z ukazatelů narkolepsie. Fáze NREM se dělila na 4 další podfáze (podle R&K rozdělení), toto dělení ovšem bylo změněno a fáze 3 a 4 byly spojeny (podle Americké akademie spánkové medicíny, rok 2007). V dalších částech bude rozdělení podle Americké akademie spánkové medicíny více přiblíženo [11, 12].

2.1.1 Fáze bdělosti (W)

Přechod z bdělého, pozorného stavu do usínání, který je možný sledovat v začátcích pozorování, byl nazván jako fáze bdělosti. Při této fázi jsou na EEG sdružené alfa a beta vlny, kdy pozorovaný má oči ještě otevřené, u zavřených očí převažuje alfa rytmus. Z EOG záznamu jsou patrné rychlé nepravidelné pohyby očí – mrkání, s frekvencí mezi (0,5–2) Hz. Četnost pohybu se postupem usínání snižuje. EMG snímané z brady je proměnné, ale většinou s vyšší amplitudou než při samotném spánku [7, 11].

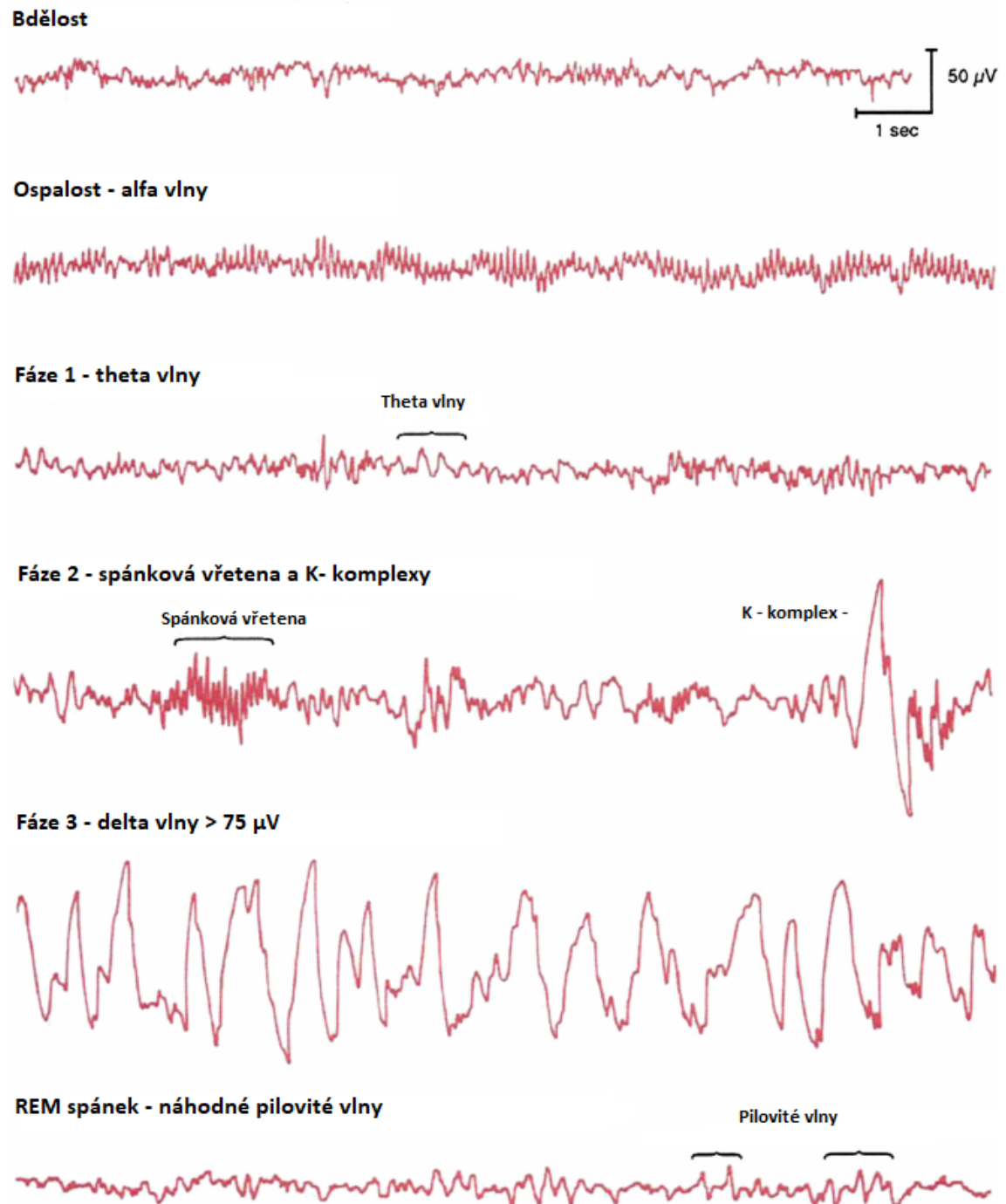
2.1.2 Fáze NREM

Fáze NREM se podle Americké asociace spánkové medicíny rozděluje na tři části, N1, N2 a N3. Je to neaktivní spánek, v angličtině označovaný jako quiet sleep, v překladu tichý nebo klidný spánek. V průběhu NREM jsou na EEG záznamu pozorovatelné grafoelementy, zejména spánková vřetena a K-komplexy.

N1 fáze je velice krátká, charakterizována útlumem vln alfa, které jsou v průběhu epochy nahrazeny rytmem s nízkou amplitudou a frekvencí od (4–7) Hz. Na EEG

záznamu je možno vidět i V vlny. Charakteristickým znakem jsou pomalé pohyby očí a na EMG záznamu, oproti fázi bdělosti, klesá amplituda signálu zaznamenávajícího pohyb brady [7].

Nejdelší částí spánku je N2 fáze, která tvoří až 50 % jeho trvání. Klasifikace fáze se provádí pomocí výše zmíněných grafoelementů, vyskytují se zde K-komplexy



Obr. 2.1: Jednotlivé fáze na EEG záznamu, převzato z [13].

a spánková vřetena. K-komplex je dobře rozpoznatelný zákmit, který má trvání delší než 0.5 sekundy. Naopak spánková vřetena jsou řada po sobě jdoucích vln s frekvencí (11–16) Hz, obvykle (12–14) Hz, s trváním více než 0,5 s. Aby se fáze dala klasifikovat jako N2, měla by začínat osamoceným K-komplexem nebo řadou spánkových vřeten. Pokud na K-komplex v EEG záznamu v úseku kratším než 1 sekundu navazují vzruchy, je takový komplex s nimi asociován a fáze se hodnotí stále jako N1. U N2 fáze nedochází ke skoro žádnému pohybu očí viditelném na EOG záznamu, ovšem u některých jedinců se mohou pohyby očí u N2 fáze zachovat [7, 11].

Následující N3 fázi definují EEG vlny snímány z čelní oblasti o frekvenci (0,5–2) Hz, amplituda vyšší než 75 μ V. V N3 fázi se pohyb brady a očí sníží na minimum, ovšem na EEG záznamu mohou přetrvat spánková vřetena. Aby se daná fáze dala klasifikovat jako N3, je potřebný výskyt pomalých vln ve více než 20 % epoch [7].

2.1.3 Fáze REM

REM spánek se označuje jako aktivní část, která tvoří 20 – 25 % spánku. V této části spánku se nám zdají sny. Jak již název vypovídá, v REM fázi nastává rychlý a nepravidelný pohyb očí, který je na EOG rozpoznatelný jako ostré píky.

Signál EMG má obvykle nejnižší hodnoty ze všech záznamů. EEG záznam má nízkou amplitudu, objevují se zde pilovité vlny o frekvenci (2–6) Hz. Aby se fáze dala klasifikovat jako R (REM), je potřebný výskyt všech zmíněných znaků – rychlé pohyby očí, nízký tonus na bradovém EMG a nízká amplituda smíšených frekvencí EEG [7, 11].

3 Zpracování dat

Po naměření jednotlivých polysomnografických signálů je důležité jejich následující předzpracování. Předzpracování ulehčí následující hodnocení signálu, v tomto případě klasifikaci jednotlivých spánkových fází. Předzpracováním se rozumí vybrání užitečné složky signálu, filtrace šumu nebo odstranění artefaktů.

Signály, které jsou v práci použity, už předzpracováním prošly. Dále se bude rozvádět pouze provedená analýza signálů [14].

3.1 Zpracování signálu v časové oblasti

V časové oblasti byly přímo ze získaných signálů počítány následující parametry – směrodatná odchylka, medián, kvadratický průměr, špičatost a šikmost. Tyto parametry byly počítány ze všech tří záznamů.

3.1.1 Směrodatná odchylka

Směrodatná odchylka určuje, jak moc jsou hodnoty v signálu odchýleny od jeho průměru. Definována je jako kladná druhá odmocnina z rozptylu (disperze)

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad (3.1)$$

kde n představuje délku signálu (počet vzorků), i je pořadí vzorku v signálu, od kterého je odečtena průměrná hodnota vzorků v signálu [15].

3.1.2 Kvadratický průměr

Další statistickou veličinou využitou k analýze je kvadratický průměr, který představuje odmocninu z aritmetického průměru jednotlivých druhých mocnin vzorků

$$K = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}, \quad (3.2)$$

kde n je délka signálu, i je pořadí vzorku v signálu [15].

3.1.3 Koeficient šikmosti

Koeficient šikmosti je statistická veličina, v základu popisující charakteristiku rozdělení náhodné veličiny, její symetrii [16], definovanou jako

$$\gamma_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right]^3. \quad (3.3)$$

3.1.4 Koeficient špičatosti

Koeficient šikmosti popisuje koncentraci rozdělení okolo středu [16] definován jako

$$\gamma_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right]^4 - 3. \quad (3.4)$$

Jako další možnost se nabízí využití Hjorthových deskriptorů, ty jsou celkem tři: aktivita, mobilita a složitost. Jsou vhodné k popisu jakéhokoli signálu za pomoci první a druhé derivace. Jednotlivé rovnice deskriptorů jsou

$$\begin{aligned} \text{aktivita} &= \sigma_x^2, \\ \text{mobilita} &= \frac{\sigma_{x'}}{\sigma_x}, \\ \text{složitost} &= \frac{\sigma_{x''}/\sigma_{x'}}{\sigma_{x'}/\sigma_x}, \end{aligned} \quad (3.5)$$

kde σ_x symbolizuje směrodatnou odchylku [17].

3.2 Zpracování signálu ve frekvenční oblasti

Z EEG signálu je potřeba získat informace o frekvenčních pásmech, kvůli rozpoznání jednotlivých vln a přiřazení úseku signálu k dané fázi. Na tento úkol jsou ovšem metody v časové oblasti krátké. Využívá se analýza ve frekvenční oblasti, nejčastěji Fourierova transformace.

Její základem je rozklad signálu na sinusové složky, ze kterých se signál skládá, a tím je možné získat informaci o jejich zastoupení v signálu. Jelikož signály, poskytnuté ke zpracování, jsou diskrétní, je potřeba použít diskrétní Fourierovu transformaci (DFT) popsanou následujícím vztahem

$$F_k = \sum_{n=1}^{N-1} f_n e^{-jk\Omega nT}, \quad (3.6)$$

kde T je perioda vzorkování, N počet vzorků, F_k jsou spektrální koeficienty [14].

Signál EEG je stochastický signál, proto pro výpočet spektra signálu je třeba využít výpočet výkonové spektrální hustoty (PSD), zpracování bude probíhat Welchovou neparametrickou metodou v programovém prostředí MATLAB, pomocí funkce *pwelch*. Funkce na výstupu vrací odhad výkonové spektrální hustoty vstupního signálu pomocí Welchova odhadu průměrování překrývajících se segmentů. Vzorkovací frekvence signálu odpovídala hodnotě 256 Hz, délka okna byla nastavena na trojnásobek vzorkovací frekvence, což odpovídá 3 s záznamu. Překrytí okna bylo ponecháno defaultní, tedy 50 % [18].

3.3 Klasifikační metody

V současné době se v technologii čím dál více využívá tzv. umělé inteligence, kde jejím základem je napodobení lidského myšlení. To následně vede k vytvoření strojů či systémů, které jsou schopny se učit a řešit zadané problémy. Umělá inteligence urychluje práci lidského experta, který by strávil mnohem více času při např. určování jednotlivých spánkových fází z výše popsaných parametrů.

Jedna z výhod umělé inteligence je právě eliminace lidského faktoru, systémy zvládnou zpracovat velké množství dat. Dále v kapitole budou popsány některé ze základních úloh řešené systémy umělé inteligence [19].

3.3.1 Klasifikace

Klasifikace je často až závěrečným krokem v samotném systémovém procesu. Jejím základem je roztrídění objektů do různých tříd. Typický systém pro klasifikaci dat se skládá z mechanismu předzpracování dat, funkce pro extrakci prvků, sady dat trénovacích dat (již klasifikovaných) a samotného klasifikátoru. Extrakce je důležitá, protože zjišťuje charakteristické vlastnosti prvků zadaného souboru.

Tyto vlastnosti jsou následně dány na vstup klasifikátoru, který na základě zjištěných vlastností rozděluje prvky do určených tříd v závislosti na tom, zda splňují charakteristiku dané třídy nebo ne [20].

3.3.2 Neuronové sítě

Jedna z nejrozšířenějších a nejrychleji se rozvíjejících metod umělé inteligence jsou neuronové sítě. Napodobují funkce lidského mozku, jeho schopnost se přizpůsobit situaci a učit se. Na základě zkoumání lidského neuronu vznikl jeho matematický popis, studiemi chování nervové soustavy se zavedlo pravidlo pro učení neuronu. Začaly vznikat první neuronové sítě, jejich vlastnosti jsou užitečné napříč celým spektrem oborů [21, 22].

Jak již bylo zmíněno, neuronová síť má schopnost se učit, měnit svou strukturu i parametry tak, aby lépe vyhovovala zadaným požadavkům. Je tedy účelné zavést odezvu, aby byla síť schopna se adaptovat. Proces učení probíhá dvěma způsoby, učení s učitelem nebo bez něj. Učení neuronové sítě s učitelem znamená, že síť je schopna se učit na příkladech. Zatímco učením bez učitele je síť nucena se učit z vlastních chyb tak, aby vyhověla zadaným parametrům [21, 22].

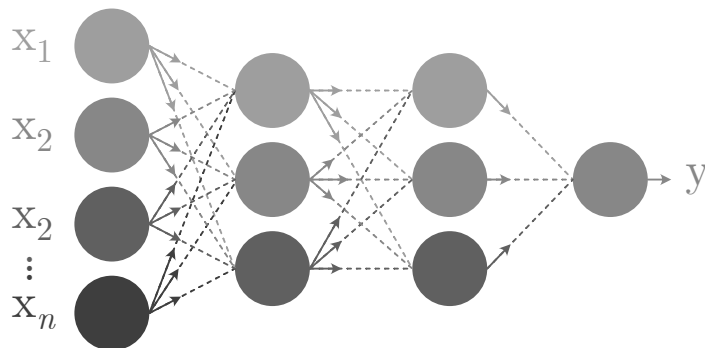
Základním prvkem neuronové sítě je, stejně jako v lidském těle, jeden neuron. Umělý neuron je též nazýván perceptronem. Má několik vstupů a pouze jediný

výstup. Popis matematického modelu je dán rovnicí

$$y = f\left[\sum_{i=0}^N w_i x_i - \theta\right] = f\left[\sum_{i=0}^N w_i x_i\right], \text{ kde } x_0 = 1, w_0 = -\theta, \quad (3.7)$$

kde x_i symbolizuje i -tou hodnotu ve vektoru vstupních hodnot, w_i je i -tá hodnota ve vektoru vah a θ práh. Pro každý neuron je důležitá je tzv. aktivační funkce $f(\alpha)$, nazývána též charakteristika neuronu. Aktivační funkce bývají různé, lineárně závislé, skokové nebo nelineární (sigmoida, gaussovská funkce). Pro praktické účely se nejčastěji používá sigmoidní aktivační funkce [21].

Neuronová síť je složena z více perceptronů, ty jsou rozděleny do jednotlivých vrstev. Rozlišují se tři typy vrstev – vstupní, skrytá a výstupní. Vstupní vrstva obsahuje vstup z okolí, jejich výstup pokračuje ke skryté vrstvě. Ta dostává na vstup informace z ostatních neuronů a předává je dále, buď do další skryté vrstvy nebo na výstup. Výstupní vrstva reprodukuje výstupní data z neuronové sítě do okolí. Zjednodušené schéma lze vidět na obr 3.1. Neuronové sítě bez zpětných vazeb se nazývají dopřednými sítěmi, v tomto případě je zabráněno zpětnému šíření chyby při učení. Učení neuronové sítě spočívá v předkládání známých vzorů (je známo jejich zařazení do příslušné třídy), postupné korekci vah a prahu. Ukončení učení nastává ve chvíli, kdy se překročí maximální počet učících epoch nebo chyba natrénovaného modelu dosáhne přípustné hodnoty [22, 23].



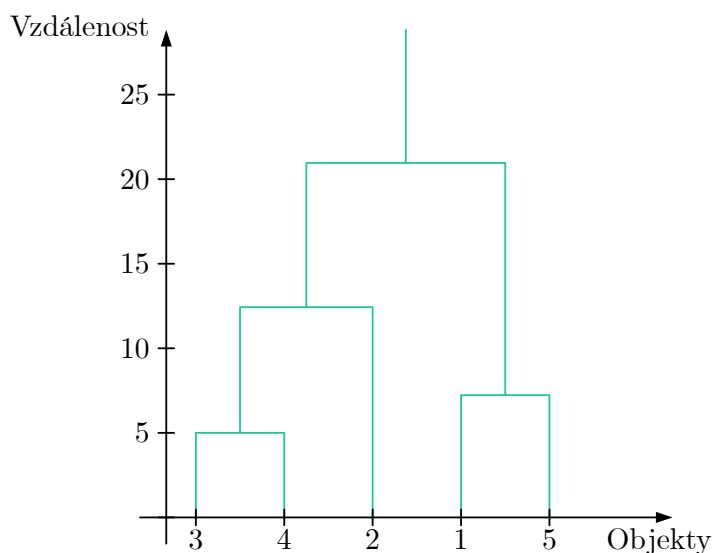
Obr. 3.1: Zjednodušené schéma neuronové sítě

3.3.3 Shluková analýza

Shluková analýza je metoda učení neuronové sítě bez učitele. Síť nemá k dispozici žádné informace o datech, proto objekty rozděluje do tříd (shluků) na základě jejich podobnosti (resp. rozdílnosti). Shluková analýza vyhledává přirozenou strukturu dat, její výhodou je, že objekty klasifikace nemusí být známy. Má velké využití napříč různými obory, např. v biologii se vyhledávají geny s podobnou funkcí, v medicíně pomáhá odhalovat různé projevy jedné nemoci [20].

Aby bylo možno použít shlukování jako jednu z metod klasifikace, musí data splnit určité podmínky. Jednak musí existovat nějaká podobnost mezi objekty, ale také data jsou popsána příznaky. Ty dělíme na kvantitativní (reálná čísla), kvalitativní (barva) a binární (0,1). Shlukování dat může probíhat více způsoby. Dělí se na shlukování měkké a tvrdé, kdy při tvrdém shlukování každý objekt náleží právě do jednoho shluku.

Naopak při měkkém shlukování je objekt zařazen do všech skupin, ovšem s určitou mírou příslušnosti. Měkké shlukování bývá též označováno jako fuzzy. Tvrdé shlukování je možno rozdělit ještě na hierarchické a nehierarchické. Jejich základním rozdílem je to, že nehierarchické shlukování vytváří pouze určitý počet shluků okolo zadaných vzorů. Hierarchické uspořádání nabízí více řešení, většinou je vyjádřeno dendrogramy (stromy, obr. 3.2) [22, 24].



Obr. 3.2: Příklad dendrogramu, překresleno z [24].

Základní postup při vytváření hierarchických shluků je u všech využitých metod velice podobný, odlišuje se pouze při přepočtu matice podobností mezi novými shluky. Využívá se nejčastěji výpočtu aritmetického průměru (UPGMA), výpočtu nejbližších objektů v různých shlucích (SLINK) nebo naopak výpočet nejvzdálenějších objektů (CLINK). Algoritmy shlukové analýzy jsou velmi náročné na paměť, protože je nutné neustále uchovávat matici vzdáleností, pak také na dobu výpočtu. Jejich výhoda je ovšem v jednoduché interpretaci výsledku. Příkladem využití jsou fylogenetické stromy používané v bioinformatice [22, 24].

Nejznámější a nejvyužívanější nehierarchickou metodou je metoda k -středů (z anglického k -means). Každý shluk je reprezentován jedním prototypem (centroidem),

nový vzorek je přiřazen k nejbližšímu prototypu a tedy do daného shluku. Trénování algoritmu se skládá z několika kroků, v prvním se náhodně vyberou centroidy, pak se přiřadí zbylé objekty k centroidům na základě výpočtu např. Euklidovské vzdálenosti. V dalším kroku probíhá přepočet souřadnic centroidu každého shluku. Jednotlivé kroky se opakují do té doby, dokud ještě dochází ke změnám ve shlucích nebo dokud chyba neklesne na přípustnou úroveň [20].

3.3.4 Support vector machine

Support vector machine (SVM, česky *metoda podpůrných vektorů*) je metoda strojového učení s učitelem. Slouží zejména pro klasifikaci. Základem SVM je lineární klasifikátor, který rozděluje data na dvě části. Algoritmus se snaží nalézt nadrovinu, která data rozdělí tak, že data, které náležejí rozdílným třídám, leží v opačných polovinách. Snaží se docílit toho, aby okolo nadroviny bylo co nejširší pásmo bez bodů, někdy označováno jako hraniční pásmo. K popisu nadroviny postačí pouze body ležící na okraji hraničního pásma, tyto body se nazývají podpůrné vektory [25].

4 Analýza signálů

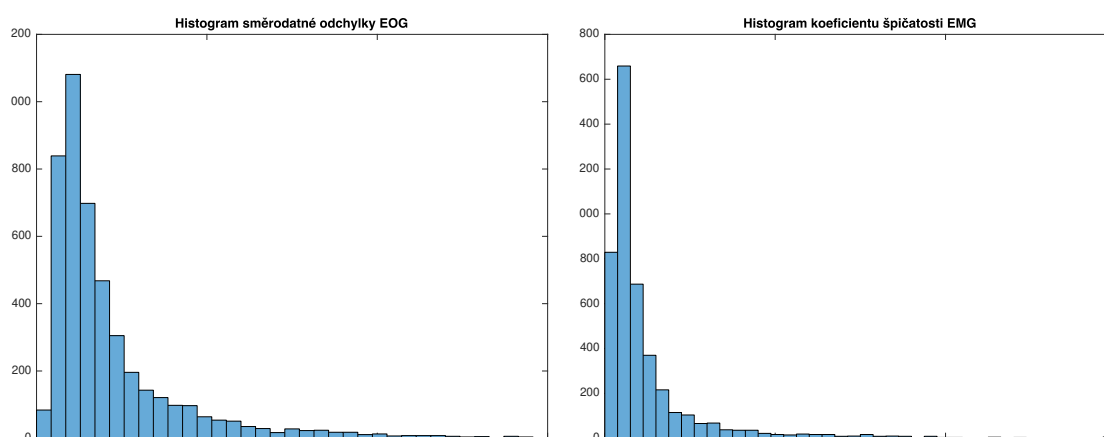
Polysomnografické signály, které byly poskytnuty k analýze v této práci, pochází ze studie RELIEF, kde bylo vyšetřeno celkem 30 pacientů. Pacienti byli léčeni s farmakorezistentní hypertenzí metodou ablace renálního sympatiku. Pro práci nebyly použity záznamy od všech pacientů, pouze 14 z nich.

Soubory se signály obsahovaly EOG, EMG i EEG signály, které jsou dále analyzovány. Kromě těchto záznamů je v souboru záznam EKG, pulsního oxymetru, pohybu pacienta, chrápání a pulzu. Soubor též obsahuje hypnogram, který slouží k lepší orientaci v datech. Hypnogram je rozdělen na 30 sekundové epochy, každá z epoch je již klasifikována. [26].

4.1 Analýza v časové oblasti

Jak již bylo zmíněno, analýza probíhala pouze na signálech EOG, EMG a EEG. Ty byly ze záznamu vybrány, pro EEG signál E1, pro EMG byl vybrán signál označen jako *chin1chin2*, pro EEG signál ze svodu Cz-Oz. Po vybrání všech signálů byly spočítány parametry z časové oblasti. K následné klasifikaci je ovšem důležité určit vhodnost parametrů, proto byly podrobeny statistickým testům. Nejprve se provedl test normality – zobrazení dat pomocí histogramu, viz obr. 4.1.

Před provedením testu normality bylo nutné data upravit, jelikož každá fáze měla jinou délku. To bylo způsobeno buď rozdílným trváním jednotlivých fází nebo chybějící N3 fází u některých pacientů. Data byla upravena tak, že se našla nejkratší fáze a z ostatních fází se pomocí náhodného výběru vytvořil vektor hodnot o stejné délce.



Obr. 4.1: Příklad vytvořených histogramů.

Z histogramů je patrné, že data nemají normální rozložení, proto je třeba použít neparametrických testů. Vybrán byl test Kruskal-Wallis, který porovnává mediány ze skupiny dat a určuje, jestli vzorky pochází ze stejné populace nebo z rozdílných populací, ale mají stejné rozložení [27]. Analýza i testování probíhaly v prostředí MATLAB, kde se k testům použila funkce *kruskalwallis*. Hladina významnosti, stanovena na $\alpha = 0,05$, napomáhala k přijetí nebo vyvrácení nulové hypotézy, která datům přiřazovala stejné rozložení. V následujících tabulkách jsou porovnány všechny fáze navzájem, poté jen jednotlivé NREM fáze, dále NREM fáze s REM fází a na konec NREM fáze spolu s fází W.

V tab. 4.1 lze vidět, že data nemají stejná rozložení a proto by bylo možné ke klasifikaci použít všechny parametry, jelikož p hodnota je velice nízká. Ovšem při pohledu na následující tab. 4.2, kde jsou pomocí Kruskal-Wallisova testu srovnány jednotlivé NREM fáze je jasné, že se mezi sebou podobají a nelze je rozlišit všemi statistickými parametry.

Tab. 4.1: Tabulka p hodnot vypočítaných pomocí funkce *kruskalwallis* ze všech fází

	EOG	EMG	EEG
směrodatná odchylka	$7,93 \cdot 10^{-130}$	$5,69 \cdot 10^{-215}$	$3,00 \cdot 10^{-235}$
medián	$2,88 \cdot 10^{-12}$	$2,78 \cdot 10^{-4}$	$4,78 \cdot 10^{-52}$
kvadratický průměr	$7,65 \cdot 10^{-130}$	$6,75 \cdot 10^{-196}$	$3,36 \cdot 10^{-235}$
špičatost	$2,67 \cdot 10^{-128}$	$3,30 \cdot 10^{-30}$	$5,52 \cdot 10^{-66}$
šikmost	$8,11 \cdot 10^{-23}$	$2,28 \cdot 10^{-36}$	$2,27 \cdot 10^{-36}$

Tab. 4.2: Tabulka p hodnot, srovnání N1, N2 a N3 fáze

	EOG	EMG	EEG
směrodatná odchylka	0,302	$1,21 \cdot 10^{-28}$	$1,62 \cdot 10^{-72}$
medián	0,0969	0,121	0,002
kvadratický průměr	0,304	$2,29 \cdot 10^{-31}$	$1,62 \cdot 10^{-72}$
špičatost	$5,97 \cdot 10^{-4}$	$2,81 \cdot 10^{-16}$	0,0240
šikmost	0,288	$8,10 \cdot 10^{-4}$	$1,69 \cdot 10^{-4}$

Většina vypočtených hodnot u EOG signálu naznačuje, že pohyby očí jsou v jednotlivých NREM fázích velice podobné, pomalé až úplně utlumené. EMG signál už vykazuje nějaké odlišnosti, ovšem nejvíce se fáze odlišují v EEG záznamech. Každou NREM fází definují jiné vlastnosti EEG signálu, ať už výskyt grafoelementů, či vln o rozdílné frekvenci. Jak je z tabulky vidět, medián bude tím nejnevhodnějším parametrem pro rozeznání jednotlivých NREM fází od sebe, protože v EOG i v EMG záznamu jeho hodnota překračuje hladinu významnosti.

Následující tabulka srovnává statistické parametry pro NREM a REM fázi. Tyto dvě fáze se od sebe svým průběhem velice odlišují, jak také ukazuje tab. 4.3. Pro EOG záznam jsou p hodnoty velice nízké, protože v NREM fázi se oči skoro nepohybují a v REM nastává, pro tuto fázi typický, rychlý pohyb očí.

Posledními porovnávanými fázemi jsou NREM a fáze bdělosti (tab. 4.4) Tyto dvě fáze jsou od sebe dosti odlišné, nejvíce v EEG záznamu, kdy při W fázi převažují vlny alfa, v přechodu do NREM fáze nastává jejich útlum a střídají je vlny delta.

Tab. 4.3: Tabulka p hodnot, srovnání NREM a REM fáze

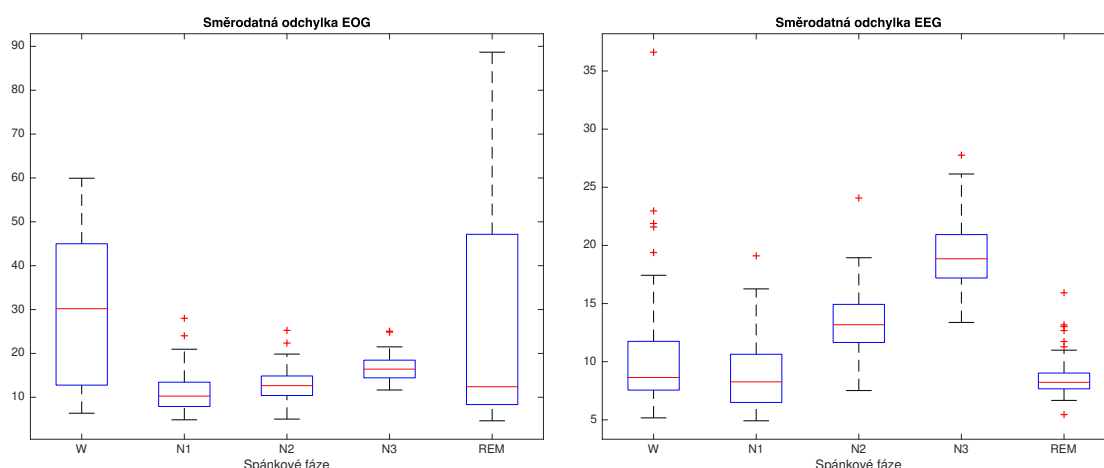
	EOG	EMG	EEG
směrodatná odchylka	$3,48 \cdot 10^{-77}$	$3,29 \cdot 10^{-4}$	$2,06 \cdot 10^{-117}$
medián	$6,18 \cdot 10^{-6}$	0,007 80	$6,81 \cdot 10^{-27}$
kvadratický průměr	$9,54 \cdot 10^{-75}$	0,0920	$5,94 \cdot 10^{-115}$
špičatost	$5,52 \cdot 10^{-87}$	$3,56 \cdot 10^{-23}$	$1,34 \cdot 10^{-22}$
šikmost	$2,54 \cdot 10^{-22}$	0,251	$1,40 \cdot 10^{-11}$

Tab. 4.4: Tabulka p hodnot, srovnání NREM a fáze bdělosti

	EOG	EMG	EEG
směrodatná odchylka	$1,11 \cdot 10^{-264}$	$1,06 \cdot 10^{-245}$	$1,25 \cdot 10^{-72}$
medián	0,460	$8,96 \cdot 10^{-5}$	$4,64 \cdot 10^{-126}$
kvadratický průměr	$1,39 \cdot 10^{-257}$	$1,34 \cdot 10^{-230}$	$7,42 \cdot 10^{-73}$
špičatost	0,817	$5,76 \cdot 10^{-34}$	$7,28 \cdot 10^{-28}$
šikmost	0,004 80	0,0160	$2,03 \cdot 10^{-104}$

Pohyby očí jsou u těchto fází velice odlišné, jelikož při usínání pacient většinou ještě mrká a až při přechodu do N1 fáze se pohyb očí utlumí. Nejspíše proto je směrodatná odchylka u EOG tak odlišná.

Zobrazení pomocí box plotu (krabicovém grafu), ukazuje rozložení dat v souboru. Box plot posuzuje symetrii a variabilitu datového souboru a zobrazuje odlehlé hodnoty v souboru. V každém poli se nachází červená středová čára, označující střední hodnotu. Horní a dolní okraj boxu udává 25. až 75. percentil. Odlehlé hodnoty jsou v box plotu značeny jako '+'. Níže uvedeny box ploty byly vytvořeny pomocí funkce *boxplot* v prostředí MATLAB [28].



(a) Směrodatná odchylka EOG.

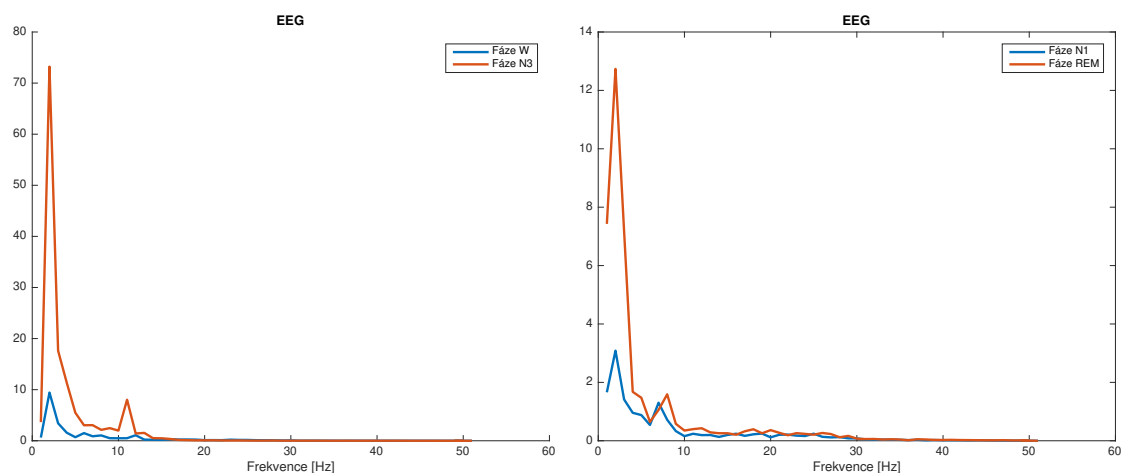
(b) Směrodatná odchylka EEG.

Obr. 4.2: Směrodatná odchylka EOG a EEG signálu.

Na obr. 4.2a a 4.2b je srovnání směrodatné odchylky pro signály EOG a EEG v jednotlivých spánkových fázích. Graf se sice vytvořen ze souboru pro jednoho pacienta, ale lze zde vidět odchylky u jednotlivých fází. Směrodatná odchylka EOG signálu má ve W a REM fázi veliké odchylky. U W fáze je to způsobeno postupným usínáním, u REM fáze typickým rychlým a nepravidelným pohybem očí. V EEG lze pozorovat nízkou mozkovou aktivitu při REM fázi. Odlehlé hodnoty ve W fázi mohou být způsobeny postupným usínáním a útlumem potenciálu.

4.2 Analýza ve frekvenční oblasti

K hodnocení frekvenční oblasti byl použit periodogram vytvořený pomocí Welchovy metody. Jak již bylo zmíněno, prostředí MATLAB má přímo funkci *pwelch*. Parametry zadávány do funkce byly následující: délka okna 768 vzorků, překrytí okna 50 %, délka Fourierovy transformace 2048 vzorků. Na obrázku 4.3 jsou srovnány spektrální



(a) PSD při fázích W a N3, signál EEG. (b) PSD při fázích N1 a REM, signál EEG.

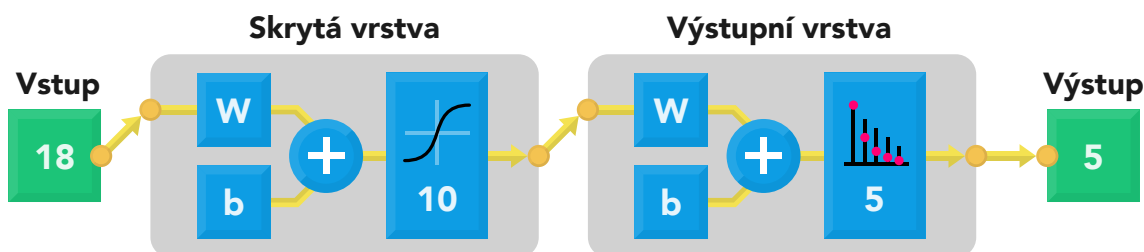
Obr. 4.3: Srovnání PSD při vybraných fázích ze signálu EEG.

výkonové hustoty ve fázích W a N3, N1 a REM ze signálu EEG. Z prvního obrázku je patrné, že fáze N3 naprosto převyšuje nad W, nejspíše kvůli převažujícím delta vlnám. Na druhém obrázku je výraznější REM fáze.

5 Klasifikace polysomnografických dat

Tato kapitola se zabývá samotnou klasifikací polysomnografických dat. Data jsou zpracována v prostředí MATLAB (verze R2015b), kde jsou využity dva klasifikátory. Jeden z nich je *Classification Learner*, který klasifikaci dat provádí trénováním modelů pomocí strojového učení pod dohledem. Klasifikátor nabízí pro uživatele spoustu možností, například specifikovat validaci dat nebo výběr funkcí. Lze taktéž provést automatizované trénování pro nalezení nejvhodnějšího modelu metodou rozhodovacích stromů, metodou podpůrných vektorů nebo metodou nejbližších sousedů. Klasifikátor také nabízí zobrazení ROC křivky nebo matice záměn. Bohužel nenabízí uložení ROC křivky a matice záměn, proto v práci jsou v některých případech použity snímky obrazovky [29].

Druhý klasifikátor je vytvořen pomocí *Neural Net Pattern Recognition*, který data klasifikuje pomocí dvouvrstvé dopředné neuronové sítě. Uživatel nahraje data, poté si vybere procentuální rozložení dat do skupin trénovací, validační a testovací. Dále je možnost navrhnout si rozložení sítě, tzn. počet neuronů ve skryté vrstvě, ale také počet epoch učení. Po natrénování sítě je k zobrazení schéma neuronové sítě, ROC křivka, matice záměn nebo chybový histogram. Pokud výsledky trénování nejsou dostatečně uspokojivé, síť je možné přetrénovat nebo otestovat na jiné skupině dat [30]. Schéma použité neuronové sítě je zobrazeno na obrázku 5.1.



Obr. 5.1: Schéma neuronové sítě, překresleno.

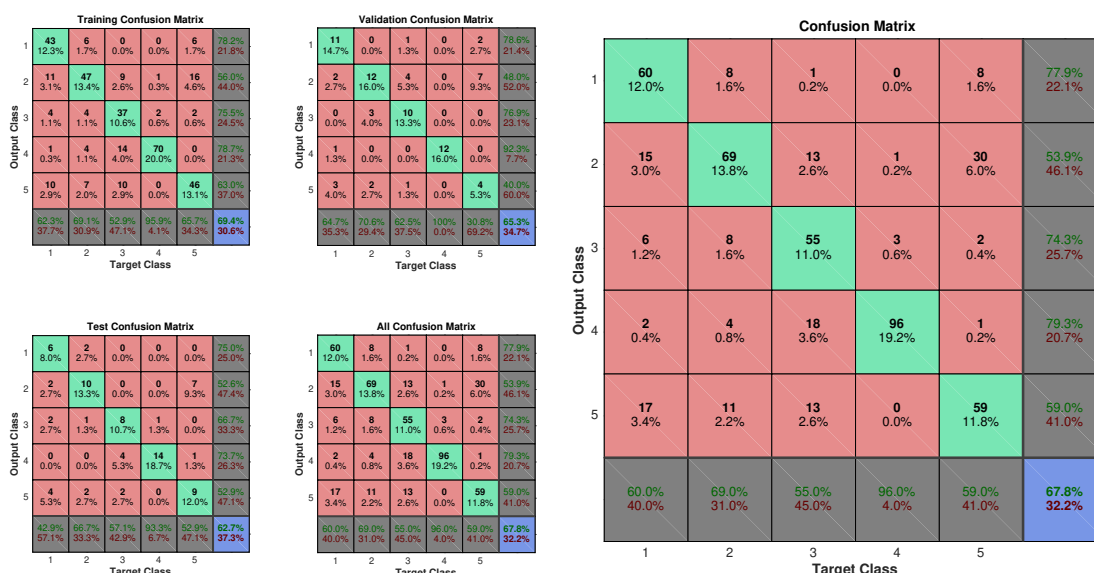
Základem pro vstup do klasifikátorů byla matice vypočítaných parametrů (viz kapitola 3). Jediným vynechaným parametrem byl medián vypočten z EMG záznamu, protože data nebyla dostatečně kvalitní a ani výsledek *kruskal-wallis* testu nebyl přijatelný. Jelikož byly záznamy, které jsou využity v této práci, posouzeny a vyhodnoceny expertem, mohla být vlastní klasifikace porovnána a vyhodnocena její úspěšnost. Do obou klasifikátorů byla vždy vložena stejná data, aby bylo možné zhodnotit rozdíly v úspěšnosti. Bylo vyzkoušeno různé množství dat, ale v práci jsou především zobrazovány výsledky, kdy od každé fáze bylo 100 vzorků dat. Vyhodnocení probíhá pomocí matice záměn, která zobrazuje jednotlivé výsledky a celkovou úspěšnost klasifikace. Na řádku jsou vyjádřeny výstupní hodnoty z klasifikátoru, sloupec určuje očekávaný výstup podle předchozího hodnocení experta.

Klasifikace probíhala ve třech různých variantách. Nejdříve byly rozeznávány všechny spánkové fáze zvlášť. Poté se spojily fáze N1 a N2, jelikož jsou si velice podobné, vyhodnocovány byly pouze čtyři fáze (W, N1+N2, N3, REM). Protože jsou si všechny NREM fáze podobné, poslední typ klasifikace detekoval pouze tři fáze – všechny NREM byly spojeny do jedné.

5.1 Klasifikace fází W, N1, N2, N3 a REM

Jako první jsou vyhodnoceny všechny fáze zvlášť. U tohoto typu klasifikace jsem předpokládala nejnižší hodnoty úspěšnosti, neboť některé fáze jsou si velice podobné. Vstupní i testovací data do obou klasifikátorů byla zvolena stejná, aby bylo možné následné hodnoty porovnat.

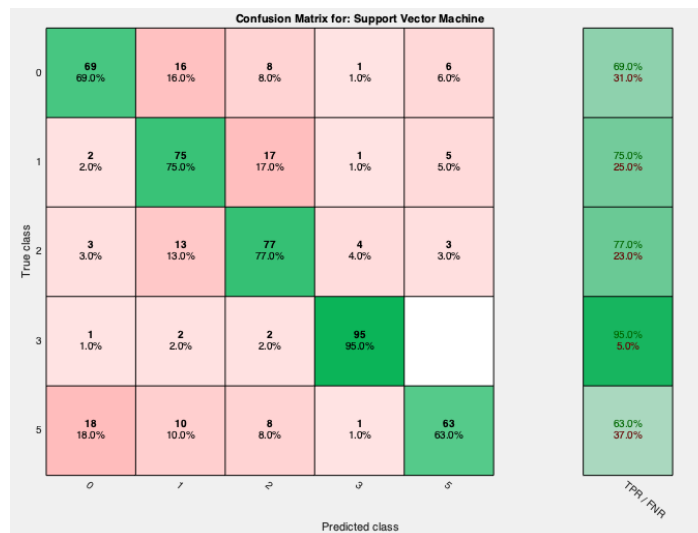
Klasifikátor, vytvořený pomocí aplikace *Neural Net Pattern Recognition* (dále NNPR), má na vstupu matici příznaků, která obsahuje 18 sloupců s jednotlivými vypočtenými parametry. Druhým vstupem je matice příslušnosti, ta byla vytvořena na základě hodnocení lidského experta, aby klasifikátor věděl, do jaké fáze má daný vzorek správně patřit. Uživatel má na výběr rozdělení dat do trénovací, validační a testovací množiny. Poměr zvolený pro tuto klasifikaci byl 70 % trénovacích, 15 % validačních a 15 % testovacích dat. Počet epoch byl zvolen 30. Klasifikátor též nabízí možnost zvolit si počet neuronů ve skryté vrstvě neuronové sítě, ten byl ponechán



(a) Matice záměn při trénování sítě.

(b) Matice záměn při testování sítě.

Obr. 5.2: Porovnání matic záměn při testování a trénování sítě.



Obr. 5.3: Ukázka matice záměn, *Classification Learner*.

na základním nastavení, tedy 10.

Klasifikátor umožňuje zobrazení i matice záměn už při trénování, výsledek je na obrázku 5.2a. Matice vlevo nahoře zobrazuje matici záměn pro trénovací množinu, matice vedle ní zobrazuje validační část dat. Spodní matice obsahují informace o testovací množině dat a celkovou matici záměn, kde úspěšnost hodnocení je okolo 67,8 %. Hodnota úspěšnosti je větší než jsem původně očekávala. Je dost možné, že je to způsobeno množstvím dat, kdyby se data set zvětšil, nejspíše by úspěšnost hodnocení nebyla tak vysoká.

Obrázek 5.2b ukazuje matici záměn, která vznikla po testování neuronové sítě jiným souborem dat. Úspěšnost testování sítě je, stejně jako u trénování, 67,8 %. Nejlépe byla klasifikátorem hodnocena N3 fáze – úspěšnost dosáhla 96 %, nejhůře REM fáze, kdy úspěšnost byla pouhých 59 %. Pro jiné testovací data byla úspěšnost lehce odlišná, ale vždy se pohybovala v rozmezí ± 1 % od zmíněného data setu.

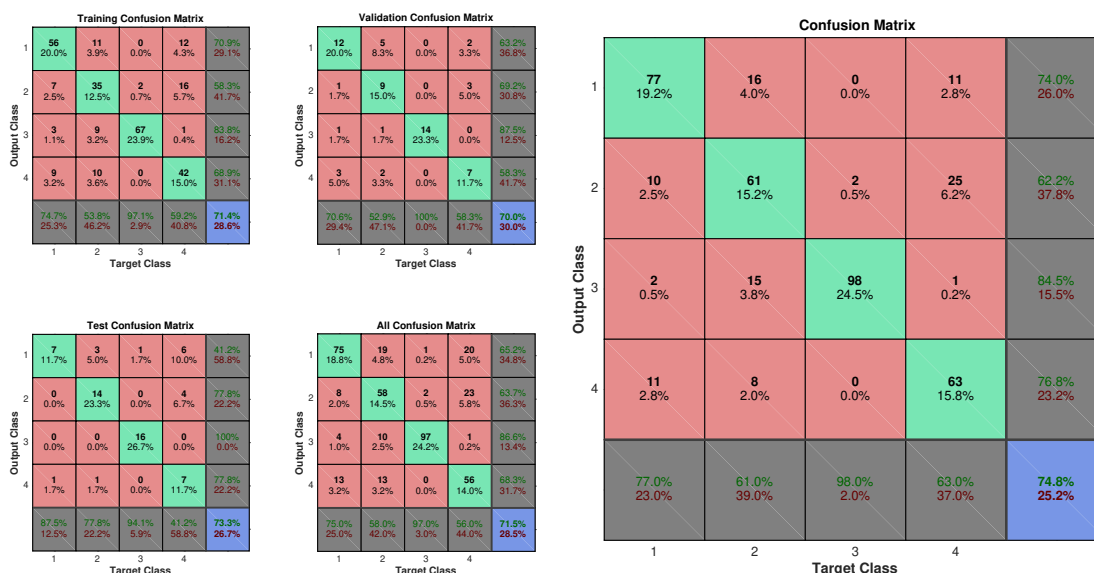
Klasifikátor *Classification Learner*, dále CL, je svým nastavením odlišný od předchozího zmíněného. Uživatel si sám zvolí možnost validace, v tomto případě byla nastavena křížová validace přes 5 vzorků. Taktéž se liší zadáváním parametrů na vstup, kdy vstupní matice je jen jedna a obsahuje část se vzorky, tak i s předpokládaným výstupem. V nabídce programu je široká nabídka možností klasifikace, využity byly metody podpurných vektorů (SVM). Klasifikace má větší úspěšnost hodnocení než u prvního typu, dosáhla hodnoty 75,8 %, ale nejsem si jistá, jestli je to opravdu kvalitou klasifikace nebo jen menším souborem dat či jiným faktorem. Nejlépe byla klasifikována fáze N3, celých 95 % úspěšnosti, nejhůře opět REM fáze s 63 % úspěšnosti. Na obrázku 5.3 lze vidět matici záměn, která byla vytvořena programem. MATLAB nenabízí uložení obrázku, proto je použit snímek obrazovky.

Jelikož nastavení klasifikátoru neumožňuje skoro žádné zobrazení výsledků, bylo vyhodnocení ošetřeno alespoň zobrazením vektoru hodnot, kde každá hodnota reprezentuje jednu fázi. Vektor ukazuje, kolik vzorků bylo v dané fázi špatně klasifikováno. Například pokud je na prvním místě číslo 21, znamená to, že 21 vzorků ze 100 fáze W bylo špatně klasifikováno.

5.2 Klasifikace fází W, N1+N2, N3 a REM

Fáze N1 a N2 jsou si velice podobné, proto pro zvýšení úspěšnosti klasifikace byly spojeny do jedné. Testují se tedy jen 4 fáze a to W, N1+N2, N3 a REM. Vstupní parametry aplikace NNPT byly nastaveny stejně jako v předchozím případě, 70 % dat bylo trénovacích, 15 % validačních, 15 % testovacích a skrytá vrstva obsahovala 10 neuronů.

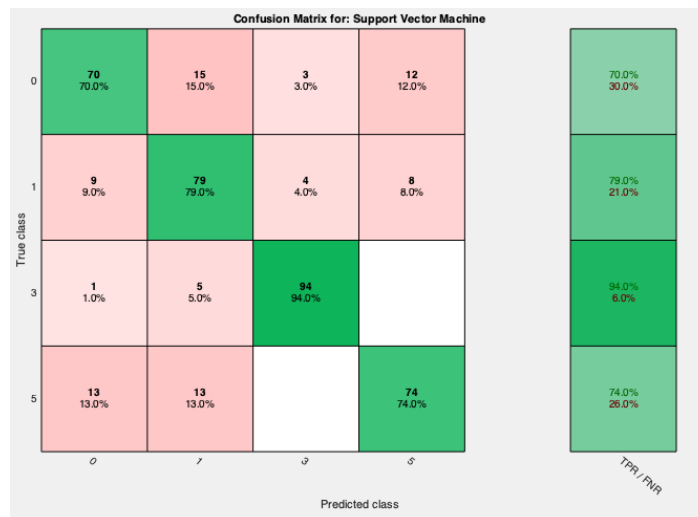
Jak lze pozorovat na obrázcích níže, kvalita hodnocení nepatrně stoupla. Matice záměn z trénovací fáze (obr. 5.4a) ukazují nárůst úspěšnosti na 71,5 %, z testování jiným souborem dat (obr. 5.4b) nárůst na 74,8 %. Nutno podotknout, že i přes spojení N1 a N2 fáze, kdy se očekávalo zlepšení skóre jejich úspěšné detekce, mají nejnižší procento úspěšnosti. Nejlépe hodnocenou fází zůstává N3, ta byla správně detekována v 98 % případech.



(a) Matice záměn – trénování.

(b) Matice záměn – testování.

Obr. 5.4: Porovnání matic záměn při testování a trénování sítě, spojeny N1 a N2 fáze.



Obr. 5.5: Ukázka matice záměn, spojení N1 a N2 fáze.

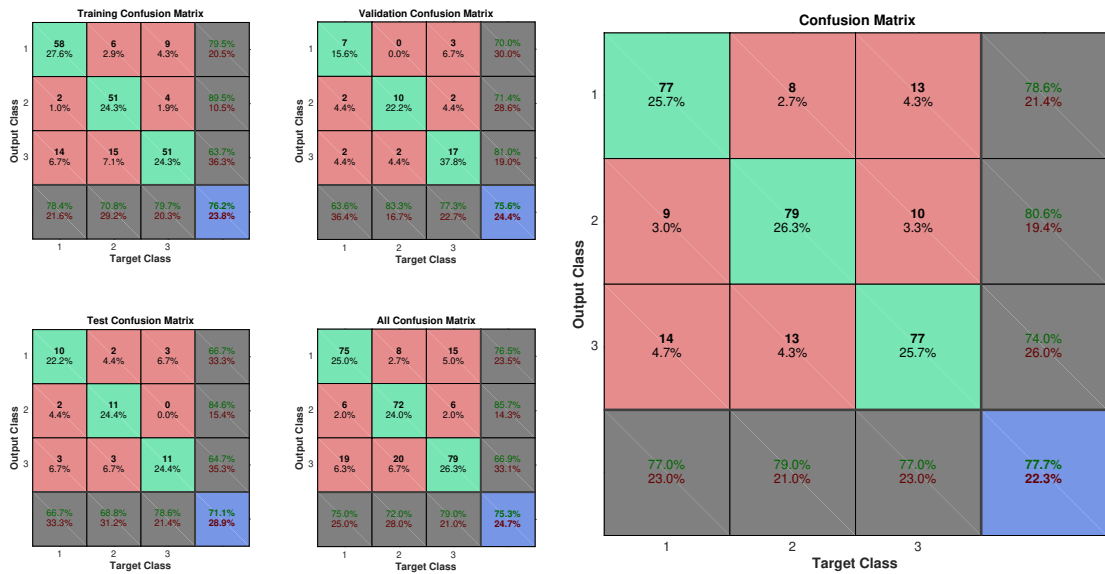
Program CL měl stejné nastavení jako v předchozím případě, pro klasifikaci byla opět využita metoda podpurných vektorů. I u tohoto klasifikátoru se po spojení N1 a N2 fáze zvýšila úspěšnost detekce na 79,8 %. Prvenství v kvalitě klasifikace si neustále udržuje fáze N3, která je detekována s úspěšností 94 %, viz obrázek 5.7. Fáze W byla detekována s úspěšností 70 %, fáze REM s 74 %. Nejčastěji byly zaměněny fáze W a N1+N2. I při téhle klasifikaci byl programový kód upraven tak, aby zobrazil chybné detekce.

5.3 Klasifikace fází W, NREM, REM

V poslední variantě byly propojeny všechny tři NREM fáze dohromady. U této varianty je největší hodnota úspěšnosti detekce. Nejspíše je to způsobeno nejen spojením tří nejpodobnějších fází, ale také tím, že program rozděluje data do pouhých třech místo např. pěti skupin. Je tedy pro něj snazší odhadnout, do které fáze jednotlivý vzorek zařadit.

Při klasifikaci NNPR se úspěšnost detekce při trénování dostala až na hodnotu 75,3 %, což už se dá považovat za relativně přijatelný výsledek. U vybraného testovacího data setu nakonec úspěšnost detekce přesáhla 77 %. Nejlépe byly klasifikovány spojené NREM fáze, tam se úspěšnost vyšplhala až na 79 %. Jde vidět, že díky spojení NREM fází klasifikátor zvládl lépe určit a zařadit jednotlivé vzorky. Úspěšnost hodnocení W a REM fáze se pohybovala okolo 77 %. Nastavení sítě bylo stejné jako v předchozích případech.

Klasifikace CL byla nejúspěšnější ze všech. Hodnota úspěšnosti detekce přesáhla 80 %. Taková úspěšnost klasifikace nebyla vůbec očekávána, proto jsou zde jisté

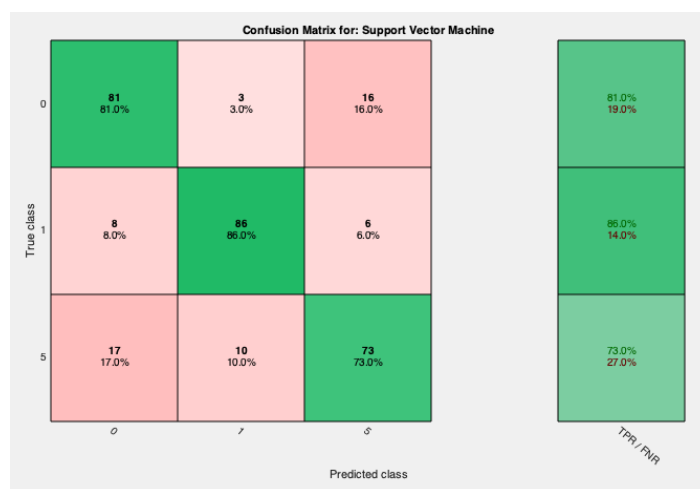


(a) Matice záměn – trénování.

(b) Matice záměn – testování.

Obr. 5.6: Porovnání matic záměn při testování a trénování sítě, spojeny fáze NREM.

pochybnosti o správné funkci klasifikátoru. Nejlépe ze všech probíhala klasifikace NREM, kde byla úspěšně zařazeno 86 % vzorků. Nejnižší hodnotu měla detekce REM fáze, pohybovala se okolo 73 %. I v tomto případě se ve funkci zobrazuje vektor s počtem chybně zařazených vzorků.



Obr. 5.7: Ukázka matice záměn, spojení NREM fází.

6 Zhodnocení výsledků

Za pomoci klasifikátorů byla v prostředí MATLAB vytvořena automatická klasifikace spánkových fází. Klasifikace probíhala z vypočtených parametrů, tyto parametry byly vypočteny ze signálů EOG, EMG a EEG. Jako data pro klasifikaci byly použity skoro všechny vypočtené parametry, pouze medián signálu EMG byl nevyhovující a tím pádem odstraněn z výběru dat.

Klasifikátory byly vytvořeny pomocí dvou aplikací, *Classification Learner* a *Neural Net Pattern Recognition*. První z uvedených využívá metodu podpůrných vektorů, druhý neuronovou síť se skrytou vrstvou. Klasifikace byla provedena třemi různými způsoby. První způsob probíhal tak, že byla každá fáze (W, N1, N2, N3 a REM) klasifikována zvlášť. Tato metoda měla nejmenší procento úspěšnosti, kvůli podobnosti jednotlivých NREM fází. Druhý způsob klasifikace vycházel z předpokladu, že fáze N1 a N2 jsou si nejpodobnější a proto byly spojeny do jedné. Klasifikovalo se tedy do čtyř skupin - W, N1+N2, N3 a REM fáze. Třetí způsob klasifikace spojil všechny tři NREM fáze do jedné, probíhala tedy detekce pouze tří fází - W, NREM a REM. Tato detekce se dá považovat za nejúspěšnější už jen kvůli tomu, že klasifikátor měl pouhé tři skupiny, do kterých data rozděloval.

Tab. 6.1: Tabulka srovnání úspěšnosti klasifikátorů.

Klasifikátory	Všechny fáze fáze	Spojení N1+N2	W, NREM, REM
<i>Classification Learner</i>	75,8%	79,8%	80,3%
<i>Pattern Recognition</i>	67,8%	74,8%	77,7%

V tabulce 6.1 je uveden přehled úspěšnosti detekce u jednotlivých způsobů klasifikace. Jak již bylo několikrát zmíněno, když probíhala detekce každé fáze zvlášť, byla hodnota úspěšnosti nejnižší, tedy 75,8 % pro první typ a 67,8 % pro druhý. Při spojení NREM fází N1 a N2, hodnota úspěšnosti detekce stoupla, v případě CL klasifikátoru dosáhla necelých 80 %. Třetí způsob byl nejúspěšnější, oba dva klasifikátory dosáhly velice dobrého skóre. Taktéž se dá z výsledků posoudit, že klasifikátor vytvořen v aplikaci *Classification Learner* je úspěšnější při detekci spánkových fází. Je také důležité podotknout, že pro každý testovací data set se hodnota úspěšnosti detekce mění.

Pro ukázkou jsou v tabulce 6.2 zmíněny některé klasifikátory od různých odborníků. Ovšem přesnější porovnání s touto prací není možné, jelikož každý měl k dispozici rozdílně velké soubory dat od různých pacientů. Taktéž se jednotlivé klasifikátory liší použitými signály a z nich vypočtenými parametry, metodami využívanými při klasifikaci. I přes značné rozdíly se dá ale posoudit, že výsledky v práci jsou pod průměrem. Jednak horší kvalitu mohla způsobit skutečnost, že data v práci pochází od nemocných pacientů, např. v některých záznamech chyběla N3 fáze. Vliv mohl mít i menší data set nebo to, že hodnocení úspěšnosti probíhalo na základě předchozího subjektivního vyhodnocení lidským expertem.

Tab. 6.2: Tabulka srovnání klasifikátorů z různých zdrojů.

Autor	Metoda	Úspěšnost
Ebrahimi, F., 2008 [31]	Neuronové sítě	93 %
Lajnef, T., 2015 [32]	Rozhodovací stromy	92 %
Phan, H., 2013 [33]	K – NN	94 %
Liang, S., 2012 [34]	Rozhodovací stromy	86 %

Závěr

Hlavním úkolem teoretické části této bakalářské práce bylo seznámení se s polysomnografickým vyšetřením s důkladnějším zaměřením na metody elektroencefalografie, elektromyografie a elektrookulografie. Tyto vyšetřovací metody jsou jedny z nejdůležitějších a nejpoužívanějších při klasifikaci spánkových fází. Jejich variabilita a použití je dáno tím, že v každé spánkové fázi se nachází individuální typické znaky charakterizující danou fázi. Ať už je to rychlý pohyb očí při REM fázi na EOG záznamu, nebo výskyt grafoelementů (K-komplex a spánková vřetena) na EEG záznamu v N2 fázi. Dále byly v práci ke každé metodě detailně rozebrány i standardy pro měření z manuálu Americké asociace spánkové medicíny (AASM); správné přikládání elektrod, určení vhodné vzorkovací frekvence nebo potřebný frekvenční rozsah, aby nedošlo k odstranění důležitých informací ze signálu. Okrajově byly rozebrány i další vyšetřovací metody, využívané v polysomnografii.

Další část práce přibližuje problematiku spánku a jednotlivých spánkových fází. Popis a rozdělení spánkových fází byly zpracovány také na základě manuálu AASM. Ke každé fázi (W, N1, N2, N3, REM) byl přiřazen popis příznaků, které jsou jejich hlavními ukazateli. Ukazatele jsou shrnuty v obr. 2.1. Aby bylo možné fáze nějak klasifikovat, byly vybrány statistické metody, jejichž popisem se zabývala třetí kapitola. Pro analýzu signálu bylo následně zvoleno 5 parametrů, a to směrodatná odchylka, medián, kvadratický průměr, koeficient šikmosti a špičatosti.

První kapitola praktické části práce se zabývala nejprve rozborem, tříděním a výběrem dat které následně byly zpracovány samotnou analýzou, kde byly vypočteny jednotlivé parametry. O jejich vhodnosti se rozhodovalo pomocí neparametrického Kruskal-Wallisova testu. Jako nejméně vhodný parametr se ukázal být medián, jelikož pomocí něj by například nebylo možno dostatečně odlišit od sebe jednotlivé NREM fáze. Na ukázkou rozložení dat byly přidány krabicové grafy.

Hlavní praktická část práce spočívala ve vytvoření automatické klasifikace spánkových fází. Klasifikace byla provedena třemi různými způsoby. V prvním byla detekována každá fáze zvlášť, s úspěšností 75,8 % pro klasifikátor CL a 67,8 % pro klasifikátor NNPR. Po spojení fáze N1 a N2 úspěšnost detekce vzorků vzrostla, CL klasifikátor měl úspěšnost 79,8 % a NNPR 74,8 %. Největší úspěšnost byla zaznamenána při hodnocení pouze tří fází – W, NREM a REM. Jelikož jsou si jednotlivé NREM fáze podobné, klasifikátor někdy jednotlivé fáze mezi sebou zaměňoval. Úspěšnost dosáhla hodnoty 80 % pro CL a 77 % pro klasifikátor NN. Všechny výsledky byly zobrazeny pomocí matic záměn.

V poslední kapitole proběhlo zhodnocení výsledku. Ty byly shledány pod průměrem. Jako možné důvody byly uvedeny chybnost hodnocení jednotlivých fází lidským expertem nebo fakt, že data byla od nemocných pacientů.

Literatura

- [1] *Measuring Sleep: Accuracy, Sensitivity, and Specificity of Wrist Actigraphy Compared to Polysomnography* [online]. Dostupné z URL: <https://academic.oup.com/sleep/article/36/11/1747/2558963>
- [2] *Clinical value of polysomnography* [online]. Dostupné z URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/014067369291660Z>
- [3] KOLÁŘ, Radim: *Lékařská diagnostická technika*. FEKT VUT Brno, 2007.
- [4] HRAZDIRA, Ivo a Vojtěch MORNSTEIN: *Lékařská biofyzika a přístrojová technika*. 1. vyd. Brno: Neptun, 2001. 395 s. ISBN 80-902896-1-4.
- [5] R. B. Paranjape, J. Mahovsky, L. Benedicenti and Z. Koles: *The electroencephalogram as a biometric*, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering 2001, Dostupné z URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=933649&isnumber=20197>
- [6] FEJTOVÁ, Marcela; FABIÁN, Vratislav; DOBIÁŠ, Martin: *Sledování očních pohybů pro diagnostiku dyslexie*. INSPO 2011-Internet a informační systémy pro osoby se specifickými potřebami, 2011, 10-12.
- [7] IBER, C: *The AASM manual for the scoring of sleep and associated events: rules, terminology, and technical specifications*, Westchester, IL: American Academy of Sleep Medicine, c2007, 59 s.
- [8] MEZZARANE, Rinaldo André: *Experimental and Simulated EMG Responses in the Study of the Human Spinal Cord, Electrodiagnosis in New Frontiers of Clinical Research* [online] <https://www.intechopen.com/books/electrodiagnosis-in-new-frontiers-of-clinical-research/experimental-and-simulated-emg-responses-in-the-study-of-the-human-spinal-cord>
- [9] *Sleep Disorders: Insomnia, Sleep Apnea, and More* [online]. Dostupné z URL: https://www.medicinenet.com/sleep_disorders_pictures_slideshow/article.htm
- [10] *The Characteristics of Sleep* [online]. Dostupné z URL: <http://healthysleep.med.harvard.edu/healthy/science/what/characteristics>
- [11] TERI J. BARKOUKIS, Alon: *Review of sleep medicine* 2nd ed. Philadelphia: Butterworth-Heinemann Elsevier, 2007. ISBN 978-075-0675-635

- [12] Mary A. Carskadon, William C. Dement: *Chapter 2 - Normal Human Sleep: An Overview*, Principles and Practice of Sleep Medicine (Sixth Edition), Elsevier, 2017, pages 15-24, ISBN 9780323242882, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780323242882000027>
- [13] *ResearchGate* [online]. Dostupné z URL: https://www.researchgate.net/figure/EEG-patterns-from-wakefulness-into-drowsiness-and-then-into-stages-1-fig1_234016010?fbclid=IwAR141jy0H-28pr_8s19WL79VlroUADHduDxxn7ZV_pWDS5LiR6YP4cxJizE
- [14] JAN, J.: *Číslíková filtrace, analýza a restaurace signálů* 2. upr. a rozš. vyd. Brno: VUTUM, 2002, 427 s. ISBN 80-214-2911-9
- [15] matematika.cz: *Statistika* [online] Dostupné z URL: <https://matematika.cz/kategorie-statistika>
- [16] *Náhodná proměnná* [online], Dostupné z URL: http://ufmi.ft.utb.cz/texty/zprac_exp/ZE2.pdf
- [17] P. P. Balestrassi, A. P. Paiva, A. C. Zambroni de Souza, J. B. Turriani, Elmira Popova: *A multivariate descriptor method for change-point detection in nonlinear time series*, Journal of Applied Statistics, 2011, DOI: 10.1080/02664760903406496
- [18] MathWorks.com: *Welch's power spectral density estimate* [online], Dostupné z URL: <https://www.mathworks.com/help/signal/ref/pwelch.html>
- [19] RONZHINA, M.: *Umělá inteligence v medicíně (1)* [online prezentace], Dostupné z URL: <https://moodle-archiv.ro.vutbr.cz/mod/folder/view.php?id=143338>
- [20] DOUGHERTY, Geoff: *Pattern recognition and classification: an introduction*. New York: Springer, [2013]. ISBN 978-1-4614-5322-2.
- [21] KOZUMPLÍK, J., PROVAZNÍK, I.: *Umělá inteligence v medicíně*, FEKT VUT Brno, 2007
- [22] MOHYLOVÁ, J., KRAJČA, V.: *Zpracování biologických signálů* [online skripta], Dostupné z URL: http://www.elearn.vsb.cz/archivcd/FEI/ZBS/Mohylova_Zpracovani%20biosignalu.pdf
- [23] RONZHINA, M.: *Umělá inteligence v medicíně (2)* [online prezentace], Dostupné z URL: <https://moodle-archiv.ro.vutbr.cz/mod/folder/view.php?id=143338>

- [24] RONZHINA, M.: *Umělá inteligence v medicíně (6)* [online prezentace], Dostupné z URL: <https://moodle-archiv.ro.vutbr.cz/mod/folder/view.php?id=143338>
- [25] SCHÖLKOPF, B., SMOLA, A.: *Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond (Adaptive Computation and Machine Learning)*, MIT Press, Cambridge, MA, 2002, ISBN 0-262-19475-9.
- [26] FAKULTNÍ NEMOCNICE U SV. ANNY: *Měření polysomnografických (PSG) signálů v rámci grantu „Význam spánkové apnoe v patofyziologii a léčbě fibrilace síní“*, Manuál k měření [.doc], 23 s
- [27] MathWorks.com: *Kruskal-Wallis test* [online], Dostupné z URL: <https://www.mathworks.com/help/stats/kruskalwallis.html>
- [28] MathWorks.com: *Box plot* [online], Dostupné z URL: <https://uk.mathworks.com/help/stats/boxplot.html>
- [29] MathWorks.com: *Classification Learner* [online], Dostupné z URL: <https://www.mathworks.com/help/stats/classificationlearner-app.html>
- [30] MathWorks.com: *Neural Net Pattern Recognition* [online], Dostupné z URL: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/neuralnetpatternrecognition-app.html>
- [31] EBRAHIMI, F., et al.: *Automatic sleep stage classification based on EEG signals by using neural networks and wavelet packet coefficients*. [online], 2008. Dostupné z URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4649365/>
- [32] LAJNEF, T., et al.: *Learning machines and sleeping brains: Automatic sleep stage classification using decision-tree multi-class support vector machines* [online], 2015. Dostupné z URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0165027015000230>
- [33] PHAN, H., et al.: *Metric learning for automatic sleep stage classification* [online], 2013. Dostupné z URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6610677/>
- [34] LIANG, S., et al.: *A rule-based automatic sleep staging method. Journal of Neuroscience Methods* [online], 2012. Dostupné z URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S016502701100759X>